

一种基于IRS的感知增强

认知无线网络资源分配的优化方法

技术领域

[0001] 本发明属于无线通信技术领域，具体涉及一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法。

背景技术

[0002] 认知无线网络可以在保证主网络用户服务质量约束的前提下授权次网络用户使用未经授权的频谱资源，从而提高频谱利用率。次网络的接入方式主要有机会接入，频谱共享以及感知增强频谱共享。机会接入方案旨在仅当主用户不使用频谱资源时由次用户使用，虽然没有对主用户的干扰，但次用户的平均传输速率不高。频谱共享方案则不论主用户是否使用都授权次用户使用频谱资源，但是无法同时约束对主用户的干扰及提高次用户的传输速率。感知增强则可以根据次基站的感知结果动态分配不同情形下的功率，实现在保证主用户的通信质量前提下最大程度上提高次用户的传输速率。频谱感知作为机会接入模式和感知增强共享的重要一环，是实现后续频谱切换和频谱共享的前提。常见的频谱检测方法有匹配滤波法、循环平稳检测法和能量检测法。其中，匹配滤波法和循环平稳检测法需要大量的主网络用户先验知识，虽然检测性能好，但是实现复杂，有很强的局限性。能量检测实现简单，但对噪声敏感，不适合在低信噪比情形下使用。

[0003] 目前一些方案对IRS辅助认知无线电系统进行了研究：在频谱共享模式下，主用户会受到来自次用户的干扰从而降低通信质量，为了保护主用户的通信，次基站不得不降低发射功率以约束干扰，导致次用户的低速率。在感知增强频谱共享模式下，次网络感知频段使用情况，从而制定不同的发射策略，使用IRS辅助传输数据，在提高次用户速率的同时保护主用户的服务质量。但是，在感知

阶段中却并没有使用IRS辅助感知，这造成了硬件资源的浪费以及感知性能的下。

发明内容

- [0004] 本发明的目的在于提供一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，以解决上述背景技术中提出的问题。
- [0005] 本发明目的是这样实现的：一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，该方法包括以下步骤：
- [0006] 步骤S1：次基站获取基站到IRS以及IRS到用户的信道状态信息；
- [0007] 步骤S2：定义感知阶段和传输阶段的IRS对角相移矩阵，根据信道状态信息，建立优化模型；
- [0008] 步骤S3：利用优化模型对感知阶段IRS对角相移矩阵辅助次基站感知主网络频谱占用情况进行优化；
- [0009] 步骤S4：进入传输阶段，利用优化模型优化不同感知结果下传输阶段次基站波束形成向量与IRS对角相移矩阵；
- [0010] 步骤S5：次基站根据优化结果发射传输信息，实现在约束对主用户干扰的情形下对系统的频谱效率的改善。
- [0011] 优选的，所述步骤S2中定义感知阶段和传输阶段的IRS对角相移矩阵，具体操作为：
- [0012] 令感知阶段IRS的反射系数为 $\Psi = [\psi_1, \dots, \psi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ， $\psi_m = \alpha_m e^{j\omega_m}$ ；其中， $\alpha_m, \omega_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位，感知阶段的IRS对角相移矩阵为 $\Psi = \text{diag}(\Psi)$ ，定义 $\text{diag}(\mathbf{x})$ 函数为创建一个对角矩阵，其对角线元素为 $\mathbf{x}$ 中的元素， $\mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示长度为 $M+1$ 的复值向量。令传输阶段IRS的反射系数为 $\Phi = [\phi_1, \dots, \phi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ， $\phi_m = \beta_m e^{j\theta_m}$ ；其中， $\beta_m, \theta_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位；传输阶段的IRS对角相移矩阵为 $\Phi = \text{diag}(\Phi)$ 。
- [0013] 优选的，所述步骤S2中建立优化模型，优选模型选择IRS辅助的感知增强型CR网络模型；

[0014] 基于次基站获取完美的信道状态信息，IRS辅助的感知增强型CR网络模型的优选问题表述为：

[0015]

$$\begin{aligned}
 & \underset{\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi}{\text{maximize}} F(\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi) \triangleq (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}) \\
 & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} + b_{\Gamma}) (|\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 + |\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2) \leq P_{\max} \\
 & \text{C4: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{0,k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0,k}|^2 + b_1 |\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{1,k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{tol}} \\
 & \text{C3: } P_d = \bar{P}_d \\
 & \text{C4: } \Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}) \\
 & \text{C5: } \Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M})
 \end{aligned}$$

[0016] 其中， $P_{\max}$ 为SBS的最大发射功率； P_{tol} 为PU能承受的最大干扰； $\mathbf{w}_{0,k}$ 为SBS在频谱空闲时对第 k 个次用户的波束赋形； $\mathbf{w}_{1,k}$ 为SBS在频谱占用时对第 k 个次用户的波束赋形； T 为一个通信帧的持续时间； τ 为SBS的感知时间； $T - \tau$ 为一个通信帧中SBS与次用户的传输时间； $\mathcal{K}$ 为用户集合， $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ ； $\bar{P}_d$ 为恒定的检测概率； $\mathbf{i}_d$ 为SU到主用户的等效矩阵； $\mathbf{i}_r$ 为智能反射面到主用户的等效矩阵；C1为SBS的总功率约束，C2限制了PUs受到的干扰上限，C3为目标检测概率约束，C4为IRS上感知阶段中对角相移矩阵的约束，C5为IRS上传输阶段中对角相移矩阵的约束。

[0017] 优选的，所述步骤S3总利用优化模型对感知阶段IRS对角相移矩阵辅助次基站感知主网络频谱占用情况进行优化，具体操作为：

[0018] 感知阶段的IRS对角相移矩阵 Ψ ，与 Ψ 有关的目标函数与

$$\begin{aligned}
 & \text{约束条件如下：} \\
 & \underset{\Psi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}) \\
 & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} + b_{\Gamma}) (|\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 + |\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2) \leq P_{\max}
 \end{aligned}$$

C5: $\Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M})$, 其中, $a_f R_k^{0f}$ 速率的实际状态为空闲状态, $b_f R_k^{1f}$ 速率的实际状态为占用状态; $w_{f,k}$ 为SBS在频谱空闲或占用时对第 k 个次用户的波束赋形;

[0019] 公式 $\max_{\Psi} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{f=0}^1 (a_f R_k^{0f} + b_f R_k^{1f})$ 中, 目标函数与 Ψ 有关的部分为 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 最大化目标函数就是最大化 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 具体如下:

$$\begin{aligned} [0020] \quad & a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}, \quad P_f(\tau, \Psi) \text{ 为} \\ & = \Pr(H_0)(1 - P_f(\tau, \Psi))R_k^{00} + \Pr(H_0)P_f(\tau, \Psi)R_k^{01} \\ & = \Pr(H_0)(R_k^{00} + P_f(\tau, \Psi)(R_k^{01} - R_k^{00})) \end{aligned}$$

$\gamma(\Psi)$ 的单调递减函数, 优化目标可以转化为: $\max_{\Psi} \gamma(\Psi)$,
s.t. C1, C5

$$\gamma(\Psi) = \frac{|g_{CD}^H w_{PB} + g_{CR}^H \Psi G_{PC} w_{PB}|^2}{\sigma_n^2}, \text{ 其中, } \gamma \text{ 为感知阶段SBS处接收的来自PBS}$$

信号的信噪比; g_{CR} 和 G_{PC} 分别为智能反射面到次基站和主基站到智能反射面的等效矩阵; g_{CD} 为主基站到次基站的直连链路, σ_n^2 表示加性高斯白噪声的方差, w_{PB} 为主基站的波束赋形向量。

[0021] 目标函数为非凸的, 利用其特殊结构得到其封闭解; 构建如下不等式:

$$[0022] \quad |g_{CD}^H w_{PB} + g_{CR}^H \Psi G_{PC} w_{PB}| \stackrel{(a)}{\leq} |g_{CR}^H \Psi G_{PC} w_{PB}| + |g_{CD}^H w_{PB}|, \text{ (a) 为三角不}$$

等式, 只有当 $\arg(g_{CR}^H \Psi G_{PC} w_{PB}) = \arg(g_{CD}^H w_{PB}) \triangleq \varphi_0$ 时等式成立;

证明总是存在一个满足(a)与约束C5的解 ψ ; 令 $g_{CR}^H \Psi G_{PC} w_{PB} = v^H a$,

$$v = [e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M}]^H, \quad a = \text{diag}(g_{CR}^H) G_{PC} w_{PB}. \text{ 将公式 } \max_{\Psi} \gamma(\Psi) \text{ 等}$$

s.t. C1, C5

$$\begin{aligned} \text{效为: } & \max_v |v^H a|^2, \quad v_n \text{ 为 } v \text{ 中第 } n \text{ 个元素; 其最优解为} \\ & \text{s.t. } |v_n| = 1, \forall n = 1, \dots, M \\ & \arg(v^H a) = \varphi_0 \end{aligned}$$

$v^* = e^{j(\varphi_0 - \arg(a))} = e^{j(\varphi_0 - \arg(\text{diag}(g_{CR}^H) G_{PC} w_{PB}))}$, IRS的第 n 个优化相位为:

[0023] $\psi_n^* = \varphi_0 - \arg(g_{n,CR}^H g_n^H w_{PB})$, 其中, $g_{n,CR}^H$ 为 g_{CR}^H 的第 n 个元素, g_n^H 为 G_{PC} 的第 n 行向量; 感知阶段IRS相位 Ψ 优化完毕。

[0024] 优选的，所述步骤S4中进入传输阶段，利用优化模型优化不同感知结果下传输阶段次基站波束形成向量与IRS对角相移矩阵 Φ ，具体操作如下：

[0025] 步骤S4-1：对次基站波束形成向量优化；通过逐次凸优化与半正定规划求得次基站波束形成向量的最优解；

[0026] 步骤S4-2：对传输阶段的IRS对角相移矩阵 Φ 优化；通过逐次凸优化及高斯随机化，将优化问题转凸优化问题，通过CVX工具箱来求解，迭代至优化问题收敛。

[0027] 优选的，所述步骤S4-1中次基站波束形成向量优化，具体操作如下：

[0028] 定义 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} = \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$ ，对于给定的 Φ ，对波束赋形矩阵 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 的

优化问题如下所示：

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{W}_{\Gamma,k} \in \mathbb{H}^{N_T}}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{\text{DL}} + b_{\Gamma} R_k^{\text{UL}}), \\ & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) + b_{\Gamma} \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k})) \leq P_{\max}, \end{aligned}$$

C6: $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, C7: $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, $\mathbb{H}^{N_T}$ 表示 N_T 维复数埃尔米特的集合矩阵，约束C6, C7保证了 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 分解为 $\mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$ ；为了

确保 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 可以分解出 $\mathbf{w}_{\Gamma,k}$ ，要保证 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0$ 及 $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1$ ，定义约束

C6: $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, C7: $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$ ；受到目标函数以及约束C7的影响，将优化问题转凸优化问题；

[0029] 对 f 和 g 进行如下定义：

$$\begin{aligned} f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) &= - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2 \right), \\ g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) &= - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2 \right), \end{aligned}$$

除了元素 k 的合集。

[0030] 对于任意可行 $\mathbf{W}^{(j)}$, 构建 $g(\mathbf{W})$ 的全局下限:

$$g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) \geq g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2) + \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}((\nabla_{\mathbf{W}} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2))^H (\mathbf{W}_{\Gamma,k} - \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)})) \\ \triangleq \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2)$$

$$\text{其中, } \nabla_{\mathbf{W}_k} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = -\frac{1}{\ln 2} \frac{\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H \mathbf{W}_k) + \sigma^2}$$

[0031] 对于任意可行的 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \Gamma \in \{0,1\}$, 优化问题转化为:

$$\underset{\mathbf{W}_{0,k}, \mathbf{W}_{1,k}}{\text{minimize}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2)) + b_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) \\ - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2)))$$

$$\text{s. t. } C1, C2, C6, C7.$$

[0032] 优选的, 所述步骤S4-2中对传输阶段的IRS对角相移矩阵 Φ 优化, 具体操作如下:

[0033] 对于给定的 $\mathbf{w}_{0,k}$ 和 $\mathbf{w}_{1,k}$, 传输阶段的IRS相位设计问题如下:

$$\underset{\Phi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}) \\ \text{s. t. } C2: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |i_d^H \mathbf{w}_{0,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0,k}|^2 + b_1 |i_d^H \mathbf{w}_{1,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{tot}}, \\ C4: \Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M})$$

[0034] 优化问题的目标函数和约束C4为非凸函数, 对目标函数进行处理:

$$[0035] \quad |h_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,k} + h_{R,k}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2$$

$$[0036] \quad = \text{Tr} \left([\theta^H \ \rho^*] \begin{bmatrix} \text{diag}(\mathbf{h}_{R,k}^H) \mathbf{G} \\ \mathbf{h}_k^H \end{bmatrix} \mathbf{W}_{\Gamma,k} [\mathbf{G}^H \text{diag}(\mathbf{h}_{R,k}^H) \mathbf{h}_k^H] \begin{bmatrix} \theta \\ \rho \end{bmatrix} \right)$$

$$[0037] \quad = \text{Tr}(\tilde{\theta}^H \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H \tilde{\theta})$$

$$[0038] \quad = \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)$$

[0039] 其中, 优化变量 $\theta \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\tilde{\theta} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times 1}$ 和 $\Theta \in \mathbb{C}^{(M+1) \times (M+1)}$ 分别定义为: $\theta = [e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}]^H$, $\tilde{\theta} = [\theta^T \ \rho]^T$, $\Theta = \tilde{\theta} \tilde{\theta}^H$, 其中, $\rho \in \mathbb{C}$ 为

虚拟变量且 $|\rho| = 1$, $\mathbf{H}_k = \left[(\text{diag}(\mathbf{h}_{R,k}^H) \mathbf{G})^T \mathbf{h}_k^* \right]^T$; 第 k 个用户处的速率

等效为以下形式:

$$R_k^{\text{SR}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + \sigma_s^2} \right),$$

$R_k^{\text{SR}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + \sigma_p^2 + \sigma_n^2} \right)$, 将约束

C2转化为:

$$\widetilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 b_{\Gamma} \text{Tr}(\Theta \mathbf{L} \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}}, \quad \text{其中,}$$

$$\mathbf{L} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times N_T}, \mathbf{L} = [(\text{diag}(\mathbf{i}_r^H) \mathbf{G})^T \mathbf{i}_d^*]^T;$$

[0040] 对于非凸目标函数, 给出如下定义:

[0041]

$$\tilde{f}(\Theta, m, \Gamma) = - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right),$$

$$\tilde{g}(\Theta, m, \Gamma) = - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right), \quad \text{因此, 优化问}$$

题转化为:

$$\underset{\Theta \in \mathbb{H}^{M+1}}{\text{minimize}} (T - \tau) \sum_{\Gamma=0}^1 \left(a_{\Gamma} \left(\tilde{f}(\Theta, 0, \Gamma) - \tilde{g}(\Theta, 0, \Gamma) \right) + b_{\Gamma} \left(\tilde{f}(\Theta, 1, \Gamma) - \tilde{g}(\Theta, 1, \Gamma) \right) \right),$$

$$\text{s. t. } \widetilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 b_{\Gamma} \text{Tr}(\Theta \mathbf{L} \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}}, \quad \widetilde{\text{C4}}: \text{Diag}(\Theta) = \mathbf{I}_{M+1},$$

$\widetilde{\text{C8}}: \Theta \succeq 0$, $\widetilde{\text{C9}}: \text{Rank}(\Theta) = 1$, 其中, $\text{Diag}(\Theta)$ 表示一个对角矩阵, 其对角元素是从 Θ 的主对角线中提取的。 $\mathbf{I}_{M+1}$ 表示 $M+1$ 阶单位向量。定义约束

$\widetilde{\text{C8}}: \Theta \succeq 0$, $\widetilde{\text{C9}}: \text{Rank}(\Theta) = 1$; 约束C8, 约束C9以及 $\Theta \in \mathbb{H}^{M+1}$ 共同确

保了 $\Theta = \tilde{\Theta} \tilde{\Theta}^H$ 在优化后保持不变; 利用高斯随机化保证有秩一解。

[0042] 与现有技术相比, 本发明具有如下改进及优点: 1、通过部署IRS辅助频谱感知, 使虚警概率可以在更短的感知时间、更低的发射功率情形下收敛于0, 以方

便次基站更精细地制定不同的发射策略，提升频谱效率；同时，可以通过IRS辅助次基站的传输过程，改善信道环境，提高次用户的总和速率。

- [0043] 2、通过BCD优化方法，依次优化IRS感知阶段相位、传输阶段相位和次基站波束赋形，提高流入次用户的总和速率；同时，解决在较低的噪声门限下，仍能保持较高的总和速率。

附图说明

- [0044] 图1为本发明的整体流程示意图。
- [0045] 图2为本发明的整体系统模型图。
- [0046] 图3为SBS处的虚警概率在不同感知阶段与不同感知时间下的对比图。
- [0047] 图4为SU_s处感知阶段IRS优化方案与无优化方案在不同IRS元件数下的对比图。
- [0048] 图5为各种方案中SU_s的总和速率在不同的发射功率下的对比图。
- [0049] 图6为针对不同的频谱使用情况制定不同的发射策略中的SU_s总和速率与传统方案的对比图。
- [0050] 具体实施方式
- [0051] 以下结合附图对本发明做进一步概述。
- [0052] 如图1、2所示，一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，该方法包括以下步骤：
- [0053] 步骤S1：次基站获取基站到IRS以及IRS到用户的信道状态信息；
- [0054] 建立IRS辅助的下行感知增强频谱共享认知无线电系统，该系统主要包含一个授权的主网络和一个未经授权的次网络；主网络中包含一个多天线的主基站和N个单天线P_{us}，次网络包含一个多天线的次级基站和K个单天线SU_s。
- [0055] 为了最大程度上保证主网络QoS的前提下提升频谱效率，采用感知增强频谱共享的模式。为了保证主网络的QoS，考虑恒定的检测概率 $\bar{P}_d$ ，虚警概率为 $P_f(\tau) = Q(\sqrt{2\gamma + 1}Q^{-1}(\bar{P}_d) + \sqrt{\tau f_s}\gamma)$ ，其中 γ 为感知阶段SBS处接收的来自PBS信号的信噪比， f_s 是采样频率， $Q^{-1}(\cdot)$ 是标准高斯随机变量的互补误差分布函数；本发明方法对 γ 受到了IRS的辅助增强，则：

[0056]
$$\gamma(\Psi) = \frac{|g_{CD}^H \sqrt{P} + g_{CR}^H \Psi G_{PC} \sqrt{P}|^2}{\sigma_n^2}$$
 其中, P 为主基站的发射功率, σ_n^2 表示加

性高斯白噪声的方差, x^H 表示 x 的转置, 表示 g_{CD} 为主基站到次基站的直连链路, g_{CR} 和 G_{PC} 分别为智能反射面到次基站和主基站到智能反射面的等效矩阵; Ψ 为感知阶段的IRS的对角相移矩阵, Φ 为传输阶段的IRS的对角相移矩阵。

[0057] 步骤S2: 定义感知阶段和传输阶段的IRS对角相移矩阵, 根据信道状态信息, 建立优化模型;

[0058] 令感知阶段IRS的反射系数为 $\psi = [\psi_1, \dots, \psi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\psi_m = \alpha_m e^{j\omega_m}$; 其中, $\alpha_m, \omega_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位, 感知阶段的IRS对角相移矩阵为 $\Psi = \text{diag}(\psi)$, $\text{diag}(x)$ 函数表示一个对角矩阵, 其对角线元素为 x 中的元素, $\mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示长度为 $M+1$ 的复值向量。令传输阶段IRS的反射系数为 $\phi = [\phi_1, \dots, \phi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\phi_m = \beta_m e^{j\theta_m}$; 其中, $\beta_m, \theta_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位; 传输阶段的IRS对角相移矩阵为 $\Phi = \text{diag}(\phi)$ 。

[0059] 将第 k 个SUs接收到来自SBS的信号表示为: $[h_k^H w_k + h_{R,k}^H \Phi G w_k]$, 定义 H_0 为主网络的频段状态为空闲, H_1 为频段状态为占用; $w_{0,k}$ 为SBS在频谱空闲时对第 k 个次用户的波束赋形, $w_{1,k}$ 为SBS在频谱占用时对第 k 个次用户的波束赋形, 基于频段的实际状态和SBS的频谱感知结果, SUs的可实现传输速率情形如下:

$$R_k^{\Omega\Gamma} = \log_2 \left(1 + \frac{|h_k^H w_{\Gamma,k} + h_{R,k}^H \Phi G w_{\Gamma,k}|^2}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |h_R^H w_{\Gamma,r} + h_{R,r}^H \Phi G w_{\Gamma,r}|^2 + \sigma_k^2} \right),$$

$$R_k^{1\Gamma} = \log_2 \left(1 + \frac{|h_k^H w_{\Gamma,k} + h_{R,k}^H \Phi G w_{\Gamma,k}|^2}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} |h_R^H w_{\Gamma,r} + h_{R,r}^H \Phi G w_{\Gamma,r}|^2 + \sigma_p^2 + \sigma_k^2} \right),$$

其中, $R_k^{\Omega\Gamma}$ 表示频段实际上未被占用时次基站与第 k 个次网络用户的传输速率, $R_k^{1\Gamma}$ 表示频段实际上被占用时次基站与第 k 个次网络用户的传输速率; Γ 为变量, Γ 为0表示次基站的感知结果为频段未被占用, Γ 为1表示次基站的感知结果为频段被占用; $w_{0,k}$ 为SBS在频谱空闲时对第 k 个次用户的波束赋形; $w_{1,k}$ 为SBS在频谱占用时对第 k 个次用户的波束赋形; σ_k^2 表示第 k 个SUs处的加性高斯白噪声的方差;

σ_p^2 为第 k 个SU处来自主基站的噪声； $\mathbf{h}_{s,k}^H$ 为 k_{th} 用户到智能反射面的等效矩阵； $\mathbf{h}_k^H$ 为第 k 个次用户的基带等效信道状态； $\mathbf{G}$ 为智能反射面到SBS的等效信道矩阵；用户集合为 $\mathcal{K}$ ， $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ ； $\mathcal{K} \setminus \{k\}$ 表示 $\mathcal{K}$ 去除了元素 k 的合集。

[0060] 其中，第 k 个SUs传输速率具有四种相应概率，表示为：

$$\begin{aligned} a_0 &= \Pr(H_0)(1 - P_f(\tau, \Psi)), \text{ 其中, } \Pr(H_0) \text{ 和 } \Pr(H_1) \text{ 分别表示主基站信} \\ b_0 &= \Pr(H_1)(1 - \bar{P}_d) \\ a_1 &= \Pr(H_0)P_f(\tau, \Psi) \\ b_1 &= \Pr(H_1)\bar{P}_d \end{aligned}$$

道空闲和被占用的概率； a_0 为 R_k^{00} 出现的相应概率； b_0 为 R_k^{10} 出现的相应概率； a_1 为 R_k^{01} 出现的相应概率； b_1 为 R_k^{11} 出现的相应概率； P_f 为虚警概率； $\bar{P}_d$ 为恒定的检测概率；因此，所有SUs用户的平均和速率为：

$$R_{sum} = (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r R_k^{0r} + b_r R_k^{1r}), \text{ 其中, } a_r R_k^{0r} \text{ 速率的实际状态为空闲状态, } b_r R_k^{1r} \text{ 速率的实际状态为占用状态; } \tau \text{ 为SBS的感知时隙, } T - \tau \text{ 为一个通信帧中SBS与次用户的传输时间; } r \text{ 为变量, } r \text{ 为0表示次基站的感知结果为频段未被占用, } r \text{ 为1表示次基站的感知结果为频段被占用。}$$

[0061] 令 $\mathbf{i}_d$, $\mathbf{i}_r$ 分别代表SUs到主用户和智能反射面到主用户的等效

矩阵，由于共享频谱SBS产生的对主用户的干扰可以表达为：

$$I = (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{0k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0k}|^2 + b_1 |\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{1k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1k}|^2), \text{ 其中,}$$

$\mathbf{w}_{0k}$ 为SBS为SUs提供具有更大功率的波束赋形； $\mathbf{w}_{1k}$ 为SBS为SUs提供具有更小功率的波束赋形。

[0062] 基于次基站获取完美的信道状态信息，IRS辅助的感知增强型CR网络模型的优选问题表述为：

[0063]

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi}{\text{maximize}} F(\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi) \triangleq (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r R_k^{0r} + b_r R_k^{1r}), \\ & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r + b_r) (|\mathbf{w}_{r,k}|^2 + |\mathbf{w}_{r,k}|^2) \leq P_{\max}, \\ & \text{C4: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |i_d^H \mathbf{w}_{0,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0,k}|^2 + b_1 |i_d^H \mathbf{w}_{1,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{tol}}, \end{aligned}$$

C3: $P_d = \bar{P}_d$, C4: $\Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M})$, C5: $\Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M})$, 其中,

$P_{\max}$ 为SBS的最大发射功率; P_{tol} 为PU能承受的最大干扰; $\mathbf{w}_{0,k}$ 为SBS在频谱空闲时对第 k 个次用户的波束赋形; $\mathbf{w}_{1,k}$ 为SBS在频谱占用时对第 k 个次用户的波束赋形; T 为一个通信帧的持续时间; τ 为SBS的感知时间; $T - \tau$ 为一个通信帧中SBS与次用户的传输时间; $\bar{P}_d$ 为恒定的检测概率; i_d 为SUs到主用户的等效矩阵; i_r 为智能反射面到主用户的等效矩阵; C1为SBS的总功率约束, C2限制了PUs受到的干扰上限, C3为目标检测概率约束, C4为感知阶段中IRS的对角相移矩阵的约束, C5为传输阶段中IRS的对角相移矩阵的约束。

[0064] 步骤S3: 利用优化模型对感知阶段IRS对角相移矩阵 Ψ 辅助次基站感知主网络频谱占用情况进行优化;

[0065] 具体操作为:

[0066] 感知阶段的IRS对角相移矩阵 Ψ , 与 Ψ 有关的目标函数与

约束条件如下:

$$\begin{aligned} & \underset{\Psi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r R_k^{0r} + b_r R_k^{1r}), \\ & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r + b_r) (|\mathbf{w}_{r,k}|^2 + |\mathbf{w}_{r,k}|^2) \leq P_{\max}, \\ & \text{C5: } \Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M}) \end{aligned}$$

[0067] 由公式 $\underset{\Psi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r R_k^{0r} + b_r R_k^{1r})$ 已知: 目标函数中与 Ψ 有关的部分为 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 最大化目标函数就是最大化 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 具体如下:

$$\begin{aligned}
[0068] \quad & \alpha_0 R_k^{00} + \alpha_1 R_k^{01} \\
& = \Pr(H_0)(1 - P_f(\tau, \Psi))R_k^{00} + \Pr(H_0)P_f(\tau, \Psi)R_k^{01} \\
& = \Pr(H_0)(R_k^{00} + P_f(\tau, \Psi)(R_k^{01} - R_k^{00}))
\end{aligned}$$

[0069] $P_f(\tau, \Psi)$ 为 $\gamma(\Psi)$ 的单调递减函数, 优化目标可以转化为:

$$\begin{aligned}
& \underset{\Psi}{\text{maximize}} \gamma(\Psi), \\
& \text{s.t. C1, C5}
\end{aligned}
\quad \gamma(\Psi) = \frac{|g_{CD}^H \mathbf{w}_{PB} + g_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}|^2}{\sigma_n^2}, \text{ 其中, } \gamma \text{ 为感知阶段}$$

SBS处接收的来自PBS信号的信噪比; g_{CR} 和 $\mathbf{G}_{PC}$ 分别为智能反射面到次基站和主基站到智能反射面的等效矩阵; g_{CD} 为主基站到次基站的直连链路, σ_n^2 表示加性高斯白噪声的方差, $\mathbf{w}_{PB}$ 为主基站的波束赋形向量。

[0070] 目标函数为非凸的, 利用其特殊结构得到其封闭解; 构建如下不等式:

$$\begin{aligned}
& |g_{CD}^H \mathbf{w}_{PB} + g_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}| \stackrel{(a)}{\leq} |g_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}| + |g_{CD}^H \mathbf{w}_{PB}|, \text{ (a)为三角不} \\
& \text{等式, 只有当 } \arg(g_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}) = \arg(g_{CD}^H \mathbf{w}_{PB}) \triangleq \varphi_0 \text{ 时等式成立;} \\
& \text{证明总是存在一个满足(a)与约束C5的解 } \psi; \text{ 令 } g_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB} = v^H \mathbf{a}, \\
& v = [e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_N}]^H, \mathbf{a} = \text{diag}(g_{CR}^H) \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
[0071] \quad & \text{将公式 } \underset{\Psi}{\text{maximize}} \gamma(\Psi) \text{ 等效为: } \underset{v}{\text{maximize}} |v^H \mathbf{a}|^2, \quad v_n \text{ 为 } v \text{ 中第} \\
& \text{s.t. C1, C5} \quad \text{s.t. } |v_n| = 1, \forall n = 1, \dots, M \\
& \quad \arg(v^H \mathbf{a}) = \varphi_0
\end{aligned}$$

n 个元素。

[0072] 其最优解为 $v^* = e^{j(\varphi_0 - \arg(\mathbf{a}))} = e^{j(\varphi_0 - \arg(\text{diag}(g_{CR}^H) \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}))}$, IRS的第 n 个优化相位为: $\psi_n^* = \varphi_0 - \arg(g_{n,CR}^H g_n^H \mathbf{w}_{PB})$, 其中, $g_{n,CR}^H$ 为 g_{CR}^H 的第 n 个元素, g_n^H 为 $\mathbf{G}_{PC}$ 的第 n 行向量; 感知阶段IRS相位 Ψ 优化完毕。

[0073] 步骤S4: 进入传输阶段, 利用优化模型优化不同感知结果下传输阶段次基站波束形成向量与IRS对角相移矩阵 Φ ;

[0074] 具体操作如下:

[0075] 步骤S4-1: 对次基站波束形成向量优化; 通过逐次凸优化与半正定规划求得次基站波束形成向量的最优解;

[0076] 定义 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} = \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$ ，对于给定的 Φ ，对

$|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,k} + \mathbf{h}_{R,k}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2$ 和 $|\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{\Gamma,k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2$ 重写：

$$|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,k} + \mathbf{h}_{R,k}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 = |\tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 = \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,k}),$$

$$|\mathbf{i}_d^H \mathbf{w}_{\Gamma,k} + \mathbf{i}_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 = |\tilde{\mathbf{i}}_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 = \text{Tr}(\tilde{\mathbf{i}}_k \tilde{\mathbf{i}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,k})$$

[0077] 其中， $\tilde{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k + \mathbf{G}^H \Phi^H \mathbf{h}_{R,k}$ ， $\tilde{\mathbf{i}}_k = \mathbf{i}_d + \mathbf{G}^H \Phi^H \mathbf{i}_r$ ，将第 k 个SU

的速率重写为：

$$R_k^{0\Gamma} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,k})}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma_n^2} \right),$$

$$R_k^{1\Gamma} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\tilde{\mathbf{i}}_k \tilde{\mathbf{i}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,k})}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{i}}_k \tilde{\mathbf{i}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma_p^2 + \sigma_n^2} \right)$$

[0078] 并将约束条件C2重写为：

[0079] $\widehat{\mathcal{C}}2: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 b_\Gamma \text{Tr}(\tilde{\mathbf{i}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq p_{\text{total}}$ ，因此，对波束赋形矩阵

$\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 的优化问题如下所示：

$$\underset{\mathbf{W}_{\Gamma,k} \in \mathbb{H}^{N_T}}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_\Gamma R_k^{0\Gamma} + b_\Gamma R_k^{1\Gamma}),$$

$$\text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_\Gamma \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) + b_\Gamma \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k})) \leq P_{\text{max}},$$

C6: $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, C7: $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, $\mathbb{H}^{N_T}$ 表示 N_T 维

复数埃尔米特的集合矩阵，约束C6，C7保证了 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 分解为 $\mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$ ；为了确保 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 可以分解出 $\mathbf{w}_{\Gamma,k}$ ，要保证 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0$ 及 $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1$ ，定义约束

C6: $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, C7: $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$;

[0080] 受到目标函数以及约束C7的影响，将优化问题转凸优化问题；

使用SCA方法对优化问题进行处理。为了方便，我们对 f 和 g 进行

如下定义：

$$f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2 \right),$$

$$g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2 \right),$$

对于任意可行 $\mathbf{W}^{(j)}$, 构建 $g(\mathbf{W})$ 的全局下限:

$$\begin{aligned} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) &\geq g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2) + \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}((\nabla_{\mathbf{W}} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2))^H (\mathbf{W}_{\Gamma,k} - \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)})) \\ &\triangleq \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2) \end{aligned},$$

$$\text{其中, } \nabla_{\mathbf{W}_k} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = - \frac{1}{\ln 2} \frac{\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H \mathbf{W}_k) + \sigma^2}$$

[0081] 因此, 四种情况下用户速率为:

$$\begin{aligned} R_k^{00} &= f(\mathbf{W}_{0,k}, \sigma_n^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{0,k}, \mathbf{W}_{0,k}^{(j)}, \sigma_n^2) \quad , \text{对于任意可行的优化问题转化} \\ R_k^{10} &= f(\mathbf{W}_{0,k}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{0,k}, \mathbf{W}_{0,k}^{(j)}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) \\ R_k^{01} &= f(\mathbf{W}_{1,k}, \sigma_n^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{1,k}, \mathbf{W}_{1,k}^{(j)}, \sigma_n^2) \\ R_k^{11} &= f(\mathbf{W}_{1,k}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{1,k}, \mathbf{W}_{1,k}^{(j)}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) \end{aligned}$$

为:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{W}_{0,k}, \mathbf{W}_{1,k}}{\text{minimize}} \quad & \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2)) + b_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) \\ & - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2))) \end{aligned},$$

s.t. C1, C2, C6, C7, 通过采用SDR, 去除了约束C7。

[0082] 步骤S4-2: 对传输阶段的IRS对角相移矩阵 Φ 优化; 通过逐次凸优化及高斯随机化, 将优化问题转凸优化问题, 通过CVX工具箱来求解, 迭代至优化问题收敛。

[0083] 具体操作如下:

[0084] 对于给定的 $\mathbf{W}_{0,k}$ 和 $\mathbf{W}_{1,k}$, 传输阶段的IRS相位设计问题如下:

$$\begin{aligned} \underset{\Phi}{\text{maximize}} \quad & (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}) \\ \text{s.t.} \quad & \text{C2: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |i_d^H \mathbf{W}_{0,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{W}_{0,k}|^2 + b_1 |i_d^H \mathbf{W}_{1,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{W}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{tot}} \\ & \text{C4: } \Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}) \end{aligned},$$

优化问题的目标函数和约束C4为非凸函数, 对目标函数进行处理:

[0085]
$$\begin{aligned} & |h_k^H \mathbf{w}_{\Gamma,r} + h_{R,k}^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{\Gamma,r}|^2, \text{ 其中,} \\ & = \text{Tr} \left([\boldsymbol{\theta}^H \ \rho^*] \begin{bmatrix} \text{diag}(h_{R,k}^H) \mathbf{G} \\ h_k^H \end{bmatrix} \mathbf{w}_{\Gamma,k} [\mathbf{G}_r^H \text{diag}(h_{R,k}^H) h_k^H] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta} \\ \rho \end{bmatrix} \right) \\ & = \text{Tr}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}^H \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H \tilde{\boldsymbol{\theta}}) \\ & = \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H) \end{aligned}$$

优化变量 $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times 1}$ 和 $\boldsymbol{\Theta} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times (M+1)}$ 分别定义为

$$\boldsymbol{\theta} = [e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}]^H, \quad \tilde{\boldsymbol{\theta}} = [\boldsymbol{\theta}^T \ \rho]^T, \quad \boldsymbol{\Theta} = \tilde{\boldsymbol{\theta}} \tilde{\boldsymbol{\theta}}^H; \quad \rho \in \mathbb{C} \text{ 为虚拟变量且}$$

$$|\rho| = 1; \quad \mathbf{H}_k = [(\text{diag}(h_{R,k}^H) \mathbf{G})^T \ h_k^*]^T; \text{ 第 } k \text{ 个用户处的速率等效为以}$$

下形式:

$$R_k^{\text{or}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + \sigma_n^2} \right), \text{ 将}$$

$$R_k^{\text{or}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + \sigma_p^2 + \sigma_n^2} \right)$$

约束C2转化为:

$$\widetilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 b_{\Gamma} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{L} \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}}, \text{ 其中,}$$

$$\mathbf{L} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times N_{\Gamma}}, \mathbf{L} = [(\text{diag}(\mathbf{i}_r^H) \mathbf{G})^T \ \mathbf{i}_d^*]^T$$

[0086] 对于非凸目标函数, 给出如下定义:

[0087]
$$\begin{aligned} \tilde{f}(\boldsymbol{\Theta}, m, \Gamma) &= - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K}} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right), \text{ 因此, 优化} \\ \tilde{g}(\boldsymbol{\Theta}, m, \Gamma) &= - \sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{H}_k \mathbf{w}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right) \end{aligned}$$

问题转化为:

$$\begin{aligned} & \underset{\boldsymbol{\Theta} \in \mathbb{S}^{M+1}}{\text{minimize}} (T - \tau) \sum_{\Gamma=0}^1 \left(a_{\Gamma} (\tilde{f}(\boldsymbol{\Theta}, 0, \Gamma) - \tilde{g}(\boldsymbol{\Theta}, 0, \Gamma)) + b_{\Gamma} (\tilde{f}(\boldsymbol{\Theta}, 1, \Gamma) - \tilde{g}(\boldsymbol{\Theta}, 1, \Gamma)) \right), \text{ 其中,} \\ & \text{s.t. } \widetilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 b_{\Gamma} \text{Tr}(\boldsymbol{\Theta} \mathbf{L} \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}} \\ & \quad \widetilde{\text{C4}}: \text{Diag}(\boldsymbol{\Theta}) = \mathbf{I}_{M+1} \\ & \quad \text{C8}: \boldsymbol{\Theta} \succeq 0 \\ & \quad \text{C9}: \text{Rank}(\boldsymbol{\Theta}) = 1 \end{aligned}$$

$\text{Diag}(\boldsymbol{\Theta})$ 表示一个对角矩阵, 其对角元素是从 $\boldsymbol{\Theta}$ 的主对角线中提取的。 $\mathbb{H}^{M+1}$ 表

示 $M+1$ 维复数埃尔米特的集合矩阵, $\mathbf{I}_{M+1}$ 表示 $M+1$ 阶单位向量。定义约束 C8: $\Theta \succeq 0$, C9: $\text{Rank}(\Theta) = 1$; 约束C8, 约束C9以及 $\Theta \in \mathbb{H}^{M+1}$ 共同确保了 $\Theta = \tilde{\Theta}\tilde{\Theta}^H$ 在优化后保持不变。利用高斯随机化保证有秩一解。

[0088] 步骤S5: 次基站根据优化结果发射传输信息, 实现在约束对主用户干扰的情形下对系统的频谱效率的改善。

[0089] 通过BCD优化方法, 依次优化IRS感知阶段相位、传输阶段相位和次基站波束赋形: 利用柯西不等式首先优化出感知阶段 IRS 的相位, 利用SCA、SDR和高斯随机化交替优化感知阶段IRS对角相移矩阵与次基站波束赋形向量, 利用一维搜索优化感知时间。证实了本发明中提出的方案具有较高的感知性能以及频谱效率。

[0090] 仿真实验:

[0091] 利用Matlab语言仿真实验, 在仿真中, 信道为瑞利信道, 帧持续时间 $T = 100\text{ms}$, 感知时间 $\tau = 10\text{ms}$, 载波频率 $f_s = 6\text{MHz}$, 目标检测概率 $p_d = 0.9$, 感知网络包含2个SUs。主网络空闲概率 $\text{Pr}(H_0) = 0.8$, SBS和PBS处的发射功率都设为30dBm, PUs处的可以容忍的干扰设置为-90dBm。第 k 个SUs处的噪声的方差设为 $\sigma_k^2 = 0.01$ 。IRS上的元件数设为 $M = 10$ 。

[0092] 如图3所示, 在同一发射功率下, 在感知阶段无IRS、感知阶段IRS无优化、感知阶段IRS优化的三种情形下虚警概率是逐步降低的, 并且即使在发射功率较低时, 相对其他方案依然有更低的虚警概率。由图可知, 感知性能随着感知时间的提高而提高。因此, 我们可以通过部署IRS辅助频谱感知, 使 P_f 可以在更短的感知时间、更低的发射功率情形下收敛于0, 以方便次基站更精细地制定不同的发射策略, 提升频谱效率。

[0093] 如图4所示, 描述了SUs处和速率和IRS元件数之间的关系, 可以看出随着IRS数的提高, SUs和速率稳步提高, 一方面更多的IRS元件在改善用户信道质量上提供了更多的灵活性, 另一方面更多的IRS元件可以反射更多的由BS发出的信号。因此更多的IRS元件辅助感知增强频谱共享方案可以更好的提高次用户的通信质量。

- [0094] 如图5所示, 给出了在基于感知的频谱共享和机会频谱接入的情况下, IRS辅助的CR网络中SUs的总和速率在不同的发射功率下的对比, 可以观察到, 与其他方案相比, 本发明提出的IRS辅助感知增强频谱共享方案在相同的发射功率下, 次网络中SUs的总和速率有了显著提高。此外, 增加了感知阶段没有IRS辅助的情况, 可以看出, 本发明提出的方案总和速率最高。
- [0095] 如图6所示, 进一步比较了在不同的主网络噪声门限下, 针对不同的频谱使用情况制定不同的发射策略对于总和速率下降的缓解作用, 可以看出, 在较低的噪声门限下, 本发明所提的方案仍能保持较高的总和速率。
- [0096] 以上所述仅为本发明的实施方式而已, 并不用于限制本发明。对于本领域技术人员来说, 本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原理内所作的任何修改、等同替换、改进等, 均应包括在本发明的权利要求范围之内。

权利要求书

[权利要求 1]

一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，该方法包括以下步骤：

步骤S1：次基站获取基站到IRS以及IRS到用户的信道状态信息；

步骤S2：定义感知阶段和传输阶段的IRS对角相移矩阵，根据信道状态信息，建立优化模型；

步骤S3：利用优化模型对感知阶段IRS对角相移矩阵辅助次基站感知主网络频谱占用情况进行优化；

步骤S4：进入传输阶段，利用优化模型优化不同感知结果下传输阶段次基站波束形成向量与IRS对角相移矩阵；

步骤S5：次基站根据优化结果发射传输信息，实现在约束对主用户干扰的情形下对系统的频谱效率的改善。

[权利要求 2]

根据权利要求1所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，其特征在于：所述步骤S2中定义感知阶段和传输阶段的IRS对角相移矩阵，具体操作为：

令感知阶段IRS的反射系数为 $\boldsymbol{\psi} = [\psi_1, \dots, \psi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ，

$\psi_m = \alpha_m e^{j\omega_m}$ ；其中， $\alpha_m, \omega_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位，感知阶段的IRS对角相移矩阵为 $\boldsymbol{\Psi} = \text{diag}(\boldsymbol{\psi})$ ，定义 $\text{diag}(\mathbf{x})$ 函数为创建一个对角矩阵，其对角线元素为 $\mathbf{x}$ 中的元素，

$\mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示长度为 $M + 1$ 的复值向量；令传输阶段IRS的反射系数为

$\boldsymbol{\phi} = [\phi_1, \dots, \phi_M]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ， $\phi_m = \beta_m e^{j\theta_m}$ ；

其中， $\beta_m, \theta_m \in [0, 2\pi]$ 分为IRS中第 m 个元件的幅度和相位；传输阶段的IRS对角相移矩阵为 $\boldsymbol{\Phi} = \text{diag}(\boldsymbol{\phi})$ 。

[权利要求 3]

根据权利要求1所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，其特征在于：所述步骤S2中建立优化模型，优选模型选择IRS辅助的感知增强型CR网络模型；

基于次基站获取完美的信道状态信息，IRS辅助的感知增强型CR网络模型的优选问题表述为：

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi}{\text{maximize}} F(\mathbf{w}_{0,k}, \mathbf{w}_{1,k}, \Phi, \Psi) \triangleq (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}); \\ & \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} + b_{\Gamma}) (|\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2 + |\mathbf{w}_{\Gamma,k}|^2) \leq P_{\max}; \\ & \text{C4: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |i_a^H \mathbf{w}_{0,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0,k}|^2 + b_1 |i_a^H \mathbf{w}_{1,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{toi}}, \\ & \text{C3: } P_d = \bar{P}_d, \quad \text{C4: } \Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}), \\ & \text{C5: } \Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_N}), \end{aligned}$$

其中， $P_{\max}$ 为SBS的最大发射功率； P_{toi} 为PU能承受的最大干扰； $\mathbf{w}_{0,k}$ 为SBS在频谱空闲时对第 k 个次用户的波束赋形； $\mathbf{w}_{1,k}$ 为SBS在频谱占用时对第 k 个次用户的波束赋形； T 为一个通信帧的持续时间； τ 为SBS的感知时间； $T - \tau$ 为一个通信帧中SBS与次用户的传输时间； $\mathcal{K}$ 为用户集合， $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ ； $\bar{P}_d$ 为恒定的检测概率； i_a 为SUs到主用户的等效矩阵； i_r 为智能反射面到主用户的等效矩阵；C1为SBS的总功率约束，C2限制了PUs受到的干扰上限，C3为目标检测概率约束，C4为IRS上感知阶段中IRS对角相移矩阵的约束，C5为IRS上传输阶段中IRS对角相移矩阵的约束。

[权利要求 4]

根据权利要求3所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，其特征在于：所述步骤S3中利用优化模型对感知阶段IRS对角相移矩阵辅助次基站感知主网络频谱占用情况进行优化，具体操作为：

感知阶段的IRS对角相移矩阵 Ψ ，与 Ψ 有关的目标函数与约束条件如下：

$$\begin{aligned}
& \underset{\Psi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r R_k^{0r} + b_r R_k^{1r}); \\
& \text{s.t. C1: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{r=0}^1 (a_r + b_r) (|\mathbf{w}_{r,k}|^2 + |\mathbf{w}_{r,k}|^2) \leq P_{\max}; \\
& \text{C5: } \Psi = \text{diag}(e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M});
\end{aligned}$$

其中, $a_r R_k^{0r}$ 速率的实际状态为空闲状态, $b_r R_k^{1r}$ 速率的实际状态为占用状态; $\mathbf{w}_{r,k}$ 为SBS在频谱空闲或占用时对第 k 个次用户的波束赋形; 上述公式中, 目标函数中与 Ψ 有关的部分为 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 最大化目标函数就是最大化 $a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01}$, 具体如下:

$$\begin{aligned}
& a_0 R_k^{00} + a_1 R_k^{01} \\
& = \Pr(H_0)(1 - P_f(\tau, \Psi))R_k^{00} + \Pr(H_0)P_f(\tau, \Psi)R_k^{01} \\
& = \Pr(H_0)(R_k^{00} + P_f(\tau, \Psi)(R_k^{01} - R_k^{00}))
\end{aligned}$$

$P_f(\tau, \Psi)$ 为 $\gamma(\Psi)$ 的单调递减函数, 优化目标可以转化为:

$$\begin{aligned}
& \underset{\Psi}{\text{maximize}} \gamma(\Psi); \\
& \text{s.t. C1, C5} \quad \gamma(\Psi) = \frac{|\mathbf{g}_{CD}^H \mathbf{w}_{PB} + \mathbf{g}_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}|^2}{\sigma_n^2}; \text{ 其中, } \gamma \text{ 为感}
\end{aligned}$$

知阶段SBS处接收的来自PBS信号的信噪比; $\mathbf{g}_{CR}$ 和 $\mathbf{G}_{PC}$ 分别为智能反射面到次基站和主基站到智能反射面的等效矩阵; $\mathbf{g}_{CD}$ 为主基站到次基站的直连链路, σ_n^2 表示加性高斯白噪声的方差, $\mathbf{w}_{PB}$ 为主基站的波束赋形向量;

目标函数为非凸的, 利用其特殊结构得到其封闭解; 构建如下不等式:

$$|\mathbf{g}_{CD}^H \mathbf{w}_{PB} + \mathbf{g}_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}| \stackrel{(a)}{\leq} |\mathbf{g}_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}| + |\mathbf{g}_{CD}^H \mathbf{w}_{PB}|; \text{ (a) 为三角不等式, 只有当 } \arg(\mathbf{g}_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}) = \arg(\mathbf{g}_{CD}^H \mathbf{w}_{PB}) \triangleq \varphi_0 \text{ 时}$$

等式成立; 证明总是存在一个满足(a)与约

束C5的解 ψ ; 令 $\mathbf{g}_{CR}^H \Psi \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB} = \mathbf{v}^H \mathbf{a}$,

$$\mathbf{v} = [e^{j\psi_1}, \dots, e^{j\psi_M}]^H, \mathbf{a} = \text{diag}(\mathbf{g}_{CR}^H) \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB};$$

将公式 $\underset{\Psi}{\text{maximize}} \gamma(\Psi)$ 等效为：
 $s.t. C1, C5$

$\underset{\mathbf{v}}{\text{maximize}} |\mathbf{v}^H \mathbf{a}|^2$; v_n 为 $\mathbf{v}$ 中第 n 个元素；其最优解为
 $s.t. |v_n| = 1, \forall n = 1, \dots, M$
 $\arg(\mathbf{v}^H \mathbf{a}) = \varphi_0$
 $\mathbf{v}^* = e^{j(\varphi_0 - \arg(\mathbf{a}))} = e^{j(\varphi_0 - \arg(\text{diag}(\mathbf{g}_{CR}^H) \mathbf{G}_{PC} \mathbf{w}_{PB}))}$, IRS 的第 n 个优化
 相位为: $\psi_n^* = \varphi_0 - \arg(\mathbf{g}_{n,CR}^H \mathbf{g}_{n,CR}^H \mathbf{w}_{PB})$; 其中, $\mathbf{g}_{n,CR}^H$ 为 $\mathbf{g}_{CR}^H$ 的
 第 n 个元素, $\mathbf{g}_{n,CR}^H$ 为 $\mathbf{G}_{PC}$ 的第 n 行向量；感知阶段 IRS 相位 Ψ 优化完
 毕。

[权利要求 5]

根据权利要求1所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，其特征在于：所述步骤S4中进入传输阶段，利用优化模型优化不同感知结果下传输阶段次基站波束形成向量与 IRS 对角相移矩阵 Φ ，具体操作如下：

步骤S4-1：对次基站波束形成向量优化；通过逐次凸优化与半正定规划求得次基站波束形成向量的最优解；

步骤S4-2：对传输阶段的IRS对角相移矩阵 Φ 优化；通过逐次凸优化及高斯随机化，将优化问题转凸优化问题，通过CVX工具箱求解，迭代至优化问题收敛。

[权利要求 6]

根据权利要求5所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法，其特征在于：所述步骤S4-1中次基站波束形成向量优化，具体操作如下：

定义 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} = \mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$ ，对于给定的 Φ ，对波束赋形矩阵 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 的优化问题如下所示：

$$\underset{\mathbf{W}_{\Gamma,k} \in \mathbb{S}_T^{N_T}}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{\text{off}} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma});$$

$$s.t. C1: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) + b_{\Gamma} \text{Tr}(\mathbf{W}_{\Gamma,k})) \leq P_{\max};$$

$$C6: \mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}; \quad C7: \text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\};$$

$\mathbb{H}^{N_T}$ 表示 N_T 维复数埃尔米特的集合矩阵, 约束 C6, C7

保证了 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 分解为 $\mathbf{w}_{\Gamma,k} \mathbf{w}_{\Gamma,k}^H$; 为了确保 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}$ 可以分解

出 $\mathbf{w}_{\Gamma,k}$, 要保证 $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0$ 及 $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1$, 定义约束

C6: $\mathbf{W}_{\Gamma,k} \succeq 0, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$, C7: $\text{Rank}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}) \leq 1, \forall k, \Gamma \in \{0,1\}$; 受

到目标函数以及约束 C7的影响, 将优化问题转凸优化问题;

对 f 和 g 进行如下定义:

$$f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = -\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(\sum_{r \in \mathcal{R}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2);$$

$$g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = -\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{W}_{\Gamma,r}) + \sigma^2); \text{ 其中,}$$

$\mathcal{K} \setminus \{k\}$ 表示 $\mathcal{K}$ 去除了元素 k 的合集; 对于任意可行 $\mathbf{W}^{(j)}$, 构建

$g(\mathbf{W})$ 的全局下限:

$$g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) \geq g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2) + \sum_{k \in \mathcal{K}} \text{Tr}((\nabla_{\mathbf{W}} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2))^H (\mathbf{W}_{\Gamma,k} - \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)})) \triangleq \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma^2) \quad ;$$

$$\text{其中, } \nabla_{\mathbf{W}_k} g(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma^2) = -\frac{1}{\ln 2} \frac{\tilde{\mathbf{h}}_k \tilde{\mathbf{h}}_k^H}{\sum_{r \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\tilde{\mathbf{h}}_r \tilde{\mathbf{h}}_r^H \mathbf{W}_k) + \sigma^2}; \text{ 对于任意可行的}$$

的 $\mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \Gamma \in \{0,1\}$, 优化问题转化为:

$$\underset{\mathbf{W}_{0,k}, \mathbf{W}_{1,k}}{\text{minimize}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2)) + b_{\Gamma} (f(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2) - \hat{g}(\mathbf{W}_{\Gamma,k}, \mathbf{W}_{\Gamma,k}^{(j)}, \sigma_n^2 + \sigma_p^2))) \quad ;$$

$$\text{s.t. C1, C2, C6, C7.}$$

[权利要求 7]

根据权利要求6所述的一种基于IRS的感知增强认知无线网络资源分配的优化方法, 其特征在於: 所述步骤S4-2中对传输阶段的IRS对角相移矩阵 Φ 优化, 具体操作如下:

对于给定的 $\mathbf{w}_{0,k}$ 和 $\mathbf{w}_{1,k}$, 传输阶段的IRS相位设计问题如下:

$$\underset{\Phi}{\text{maximize}} (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\Gamma=0}^1 (a_{\Gamma} R_k^{0\Gamma} + b_{\Gamma} R_k^{1\Gamma}) \quad ,$$

$$\text{s.t. C2: } (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{K}} (b_0 |i_d^H \mathbf{w}_{0,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{0,k}|^2 + b_1 |i_d^H \mathbf{w}_{1,k} + i_r^H \Phi \mathbf{G} \mathbf{w}_{1,k}|^2) \leq P_{\text{tot}},$$

C4: $\Phi = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M})$, 优化问题的目标函数和约束C4为非凸函数, 对目标函数进行处理:

$$\begin{aligned} & |h_k^H w_{\Gamma,k} + h_{R,k}^H \Phi G w_{\Gamma,k}|^2 \\ &= \text{Tr} \left([\theta^H \ \rho^*] \begin{bmatrix} \text{diag}(h_{R,k}^H) G \\ h_k^H \end{bmatrix} w_{\Gamma,k} [G^H \text{diag}(h_{R,k}^H) h_k^H] \begin{bmatrix} \theta \\ \rho \end{bmatrix} \right) \\ &= \text{Tr}(\tilde{\theta}^H \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H \tilde{\theta}) \\ &= \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H) \end{aligned}$$

其中, 优化变量 $\theta \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\tilde{\theta} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times 1}$ 和 $\Theta \in \mathbb{C}^{(M+1) \times (M+1)}$ 分

别定义为: $\theta = [e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M}]^H$, $\tilde{\theta} = [\theta^T \ \rho]^T$,

$\Theta = \tilde{\theta} \tilde{\theta}^H$, 其中, $\rho \in \mathbb{C}$ 为虚拟变量且 $|\rho| = 1$,

$\mathbf{H}_k = [(\text{diag}(h_{R,k}^H) G)^T \ h_k^*]^T$; 第 k 个用户处的速率等效

为以下形式: $R_k^{\text{or}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{X} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_r \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_r^H) + \sigma_n^2} \right)$;

$R_k^{\text{or}} = \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,k} \mathbf{H}_k^H)}{\sum_{r \in \mathcal{X} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_r \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_r^H) + \sigma_p^2 + \sigma_n^2} \right)$; 将约束C2转化为:

$$\tilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{X}} \sum_{r=0}^1 b_r \text{Tr}(\Theta \mathbf{L} \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}};$$

其中, $\mathbf{L} \in \mathbb{C}^{(M+1) \times N_T}$, $\mathbf{L} = [(\text{diag}(i_r^H) G)^T \ i_d^*]^T$;

对于非凸目标函数, 给出如下定义:

$$\hat{f}(\Theta, m, \Gamma) = -\sum_{k \in \mathcal{X}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{X}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right);$$

$$\hat{g}(\Theta, m, \Gamma) = -\sum_{k \in \mathcal{X}} \log_2 \left(\sum_{r \in \mathcal{X} \setminus \{k\}} \text{Tr}(\Theta \mathbf{H}_k \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{H}_k^H) + m \sigma_p^2 + \sigma_n^2 \right);$$

因此, 优化问题转化为:

$$\underset{\Theta \in \mathbb{S}^{M+1}}{\text{minimize}} (T - \tau) \sum_{r=0}^1 \left(a_r \left(\hat{f}(\Theta, 0, \Gamma) - \hat{g}(\Theta, 0, \Gamma) \right) + b_r \left(\hat{f}(\Theta, 1, \Gamma) - \hat{g}(\Theta, 1, \Gamma) \right) \right);$$

$$\text{s. t. } \tilde{\text{C2}}: (T - \tau) \sum_{k \in \mathcal{X}} \sum_{r=0}^1 b_r \text{Tr}(\Theta \mathbf{L} \mathbf{W}_{\Gamma,r} \mathbf{L}^H) \leq p_{\text{tot}};$$

$$\tilde{\text{C4}}: \text{Diag}(\Theta) = \mathbf{I}_{M+1}; \quad \text{C8}: \Theta \succeq 0; \quad \text{C9}: \text{Rank}(\Theta) = 1; \quad \text{其中,}$$

$\text{Diag}(\Theta)$ 表示一个对角矩阵, 其对角元素是从 Θ 的主对角线中

提取的； I_{M+1} 表示 $M+1$ 阶单位向量，定义约束 C8: $\Theta \succeq 0$ ，
 C9: $\text{Rank}(\Theta) = 1$ ；约束C8，约束C9以及 $\Theta \in \mathbb{H}^{M+1}$ 共同
 确保了 $\Theta = \tilde{\theta}\tilde{\theta}^H$ 在优化后保持不变；利用高斯随机化保证有秩一
 解。